

基于野马优化算法改进随机森林模型的区域农业水质综合评价方法

刘东^{1,2} 赵倩玉¹ 张亮亮^{1,3} 齐晓晨^{1,4} 赵丹¹

(1. 东北农业大学水利科学与工程学院, 哈尔滨 150030;

2. 教育部寒地黑土生境健康国际合作联合实验室, 哈尔滨 150030;

3. 农业农村部农业水资源高效利用重点实验室, 哈尔滨 150030;

4. 黑龙江省寒区水资源与水利工程重点实验室, 哈尔滨 150030)

摘要: 针对农业实践造成的农业水质污染问题,亟需构建系统的农业水质评价并揭示其时空分异特征及驱动机制。本文利用野马优化算法-随机森林(Wild horse optimizer-Random forest,WHO-RF)模型评价了黑龙江省北大荒农垦集团有限公司建三江分公司下辖15个农场地表水及地下水水质,分析其时空演化规律,探究水质变化成因。结果表明:建三江分公司水质符合农业用水要求。2018—2020年地表水质量先降后升,地下水质量则先升后降,2020年两者水质差异最大,2021—2022年地表水及地下水质量均上升,农业水质呈显著改善趋势。与中部农场相比,临江农场地表水及地下水水质变化均较大,同时,区域水质空间异质性由强变弱。通过OOB指数确定了地表水中TP、NH₃-N含量以及地下水中Cl⁻、COD_{Mn}、NH₃-N含量5个指标是影响区域农业水质的关键指标,公顷氮肥施用量对区域农业水质影响最为显著。为检验WHO-RF模型综合性能,选用传统随机森林(Random forest,RF)模型、蜻蜓算法-随机森林(Dragonfly algorithm-Random forest,DA-RF)模型与其进行对比分析,通过比较平均绝对百分比误差、决定系数、均方根误差和均方误差等4类评价指标,验证了该模型在区域水质评价中的优越性与可靠性。研究成果为水质评价提供一种新途径,同时也为区域水质风险应对提供指导。

关键词: 水质评价; 随机森林模型; 野马优化算法; 成因机制

中图分类号: S271 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)11-0375-12 OSID: 

Comprehensive Evaluation of Regional Agricultural Water Quality Based on Improved Random Forest Model Using Wild Horse Optimization Algorithm

LIU Dong^{1,2} ZHAO Qianyu¹ ZHANG Liangliang^{1,3} QI Xiaochen^{1,4} ZHAO Dan¹

(1. College of Hydraulic Science and Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

2. Joint International Research Laboratory of Habitat Health of Black Soil in Cold Regions, Ministry of Education, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

3. Key Laboratory of Effective Utilization of Agricultural Water Resources, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China

4. Heilongjiang Provincial Key Laboratory of Water Resources and Water Conservancy Engineering in Cold Region, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: Water quality is a core element related to human health and food security. To address the issue of agricultural water pollution caused by agricultural practices, it is urgent to establish a systematic evaluation of agricultural water quality and reveal its spatiotemporal differentiation characteristics and driving mechanisms. Using the wild horse optimizer-random forest (WHO-RF) model to evaluate the surface water and groundwater quality of 15 farms under the jurisdiction of Jiansanjiang Branch of Heilongjiang Beidahuang Agricultural Reclamation Group Co., Ltd., their spatiotemporal evolution laws were analyzed, and the causes of water quality changes were explored. The results indicated that the water

收稿日期: 2025-02-09 修回日期: 2025-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(52309012、52179008、51579044、41071053)、国家重点研发计划项目(2023YFD1501004、2024YFD1501700)和黑龙江省自然科学基金联合引导项目(LH2023E003)

作者简介: 刘东(1972—),男,教授,博士,主要从事水土资源优化利用与管理研究,E-mail: liudong@neau.edu.cn

通信作者: 张亮亮(1990—),男,副教授,博士,主要从事农业水资源优化利用与管理研究,E-mail: zhangliangliang@neau.edu.cn

quality of Jiansanjiang Branch met the requirements for agricultural water use. From 2018 to 2020, the surface water quality firstly decreased and then increased, while the groundwater quality firstly increased and then decreased. In 2020, the difference in water quality between the two was the largest. From 2021 to 2022, the surface water and groundwater quality both increased, and the agricultural water quality showed a significant improvement trend. Compared with the central farms, the surface water and groundwater quality of farms near the riverbank underwent significant changes while the spatial heterogeneity of regional water quality was weakened. The OOB index was used to determine the content of TP and $\text{NH}_3\text{-N}$ in surface water, as well as the content of Cl^- , COD_{Mn} , and $\text{NH}_3\text{-N}$ in groundwater, which were five key indicators affecting regional agricultural water quality. The average nitrogen fertilizer application rate had the most significant impact on regional agricultural water quality. To test the comprehensive performance of the WHO – RF model, traditional random forest (RF) model and dragonfly algorithm – random forest (DA – RF) model were selected for comparative analysis. By comparing four evaluation indicators based on mean absolute percentage error, coefficient of determination, root mean square error, and mean square error, the superiority and reliability of the model in regional water quality evaluation were verified. The results can provide an approach for water quality evaluation, and also provide guidance for regional water quality risk response.

Key words: water quality assessment; random forest model; wild horse optimization algorithm; cause mechanism

0 引言

水资源是维系经济、环境与粮食安全的核心战略性资源^[1-2]。随着全球工业化进程与人口膨胀,水需求日益攀升。预计到2050年,全球水需求量将增加55%^[3]。当前水资源形势极为严峻,资源型缺水的同时面临着严峻的水质型缺水问题,农业面源污染是导致水质型缺水的主要原因^[4]。农业水质已经成为制约经济社会可持续发展的全球性问题^[5]。正确认识区域农业水质问题对制定防治对策、推动可持续发展等至关重要。

农业水质评价作为精准诊断农作区水环境现状的关键环节,其方法的科学选择直接关乎评估结果可靠性与决策有效性。自20世纪50年代HORTH等首次提出地表径流量分布指数概念以来^[6],国内外学者对水质评价方法开展了一系列研究。传统评价方法中,单因子指数法操作简便但缺乏综合性^[7],内梅罗污染指数通过多指标加权量化整体污染程度,成为水质评价的常用工具,但该方法依赖专家经验设定权重,易受主观性影响,对极值敏感可能导致评价偏差^[8]。随着数学模型的引入,机器学习模型在水质评价领域实现了规模化应用,成功解决了高维数据处理与非线性关系建模等难题。MOHAMMED等^[9]利用支持向量机(Support vector machine, SVM)模型评价了苏丹喀土穆北部州地下水质量。LIU等^[10]利用投影寻踪评价(Projection pursuit evaluation, PPE)模型评价了三江平原典型灌区地表水水质。但上述机器学习模型存在计算复杂度较高、高维数据计算效率低等问题^[11-12]。相比之

下,随机森林(Random forest, RF)模型通用性强,处理大规模数据能力强且不易过拟合^[13]。然而,该模型在实际应用中面临着参数选取难题^[14]。野马优化算法(Wild horse optimizer, WHO)是一种已经被广泛应用至不同研究领域的元启发式群智能优化算法,可解决RF模型最优参数选择问题,提高其性能和评价结果精确性^[15]。由于现有研究多针对地表水或地下水水质进行评价,两者联合评价研究不足^[16]。因此,本文综合考虑地表水及地下水,采用野马优化算法-随机森林(Wild horse optimizer – Random forest, WHO – RF)模型进行区域农业水质评价;探究水质时空演变特征并深入阐释其可能成因;甄别构建模型优势,评估其合理性与稳定性。

1 研究区概况与数据来源

1.1 研究区概况

北大荒农垦集团有限公司建三江分公司位于黑龙江省东北部(47°35' ~ 47°50'N, 134°00' ~ 134°25'E),地处三江平原腹地,下辖15个农场,属寒温带湿润季风气候区(图1),辖区总面积12 350 km²,耕地面积4 886. 523 km²^[17]。建三江分公司是我国重要粮食产区和商品粮种植基地,同时是世界高纬度粳稻种植面积最大的地区^[18]。农业高速发展过程中化肥和农药的不合理施用导致当地水质污染加剧,严重威胁到居民和农业用水安全^[19]。因此,从绿色农业、清洁生产理念出发,对该地区农业水质进行综合评价,分析水质时空演变趋势,识别影响水质关键驱动因子并解析其可能成因,对实现农业可持续发展和生态文明建设具有重要意义。

1.2 数据来源

收集整理 2018 年—2022 年 5 月及 2022 年 9 月期间,研究区下辖 15 个农场地表水和地下水现场采样以及实验室试验数据,每个采样点取 3 个水样,地表水采样总数据量为 225 个,地下水采样总数据量为 360 个。由于研究区平均水田比例高达 84.48%,因此,地表水采样点 (SWSP) 和地下水采样点 (GWSP) 均选取于水田,研究区区域概况及采样点位置见图 1 (注:地图基于自然资源部标准地图服务网站,审图号:GS (2023) 2762,制图边界无修改)。

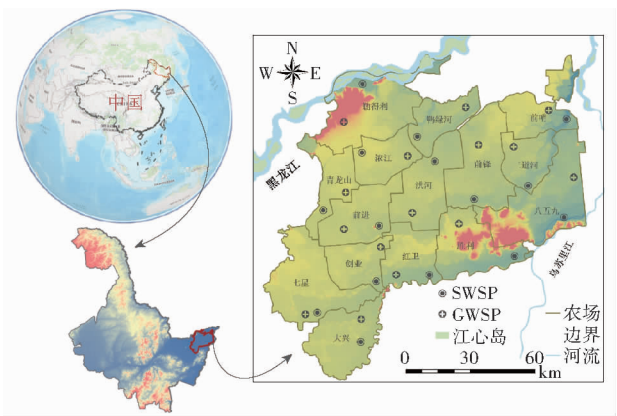


图 1 建三江分公司区域概况及采样点位置
Fig.1 Regional overview of Jiansanjiang Branch and sampling points distribution

水质受多种因素影响,选择合适的评价指标是准确反映区域水质与当地水质关系的关键^[20]。根据文献[10,21],选择影响农业地区水质的指标。本研究选取高锰酸盐指数(COD_{Mn})、氨氮质量浓度(NH₃-N)、总磷质量浓度(TP)、总氮质量浓度(TN)、氟化物质量浓度(氟化物离子,使用 F⁻ 计算)5 项指标进行地表水水质评价;COD_{Mn}、NH₃-N、F⁻、硝酸盐氮质量浓度(NO₃⁻-N)、氯化物质量浓度(氯化物离子,使用 Cl⁻ 计算)、硫酸根离子质量浓度(SO₄²⁻)、铁质量浓度(Fe)和锰质量浓度(Mn)进行地下水质量评价。每个采样点水样浓度用 3 个水样平均浓度表示。

从北大荒农垦集团建三江分公司收集到《建三江农垦统计年鉴》(2018—2022 年),经过整理计算得到耕地面积比例、公顷化肥施用量、公顷农药施用量、公顷氮肥施用量、公顷磷肥施用量 5 个潜在影响因素用于水质关键驱动因子及成因分析。

1.3 基于 WHO 改进的 RF 模型

1.3.1 RF 模型基本原理

RF 是一种组合机器学习算法,是一系列树形结构分类器的集合^[22]。模型基本原理如下:

(1) 利用收集得到的水质指标浓度,结合《地表

水环境质量标准》(GB 3838—2002)和《地下水质量标准》(GB/T 14848—2017),生成水质样本集并从样本集中使用 bootstrap 采样选出 n 个样本,产生 n 个集合: $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$;生成 n 个回归树: $t(y, \beta_1), t(y, \beta_2), \dots, t(y, \beta_n)$,其中 y 为输入变量,即采样所选出的 n 个样本。

(2) 从所有回归树特征分节点中随机选择 H 个属性,选取 h 个特征形成候选分裂属性集,寻找最优节点分裂方法分裂特征节点。

(3) 回归树完整生长,使用这些树形成随机森林。

(4) 投票决定 n 个树中的最佳回归树,得到水质评价模型结果。

在随机森林训练过程中,根据概率论可知数据集中有大约 1/3 的数据没有被选取,这部分数据被称为袋外数据 (Out of bag, OOB),这部分数据作为测试集,对于预估水质评价模型泛化误差和衡量指标重要性非常有价值。具体步骤如下:①用原始 OOB 样本在训练好的决策树上运行,得到均方差误差 E_{OOB} 。②保持其他列不变,随机重排第 i 列特征值,或加噪音在 OOB 中第 i 列特征值,即新目标变量 N_i ,计算得到新 OOB 均方误差值 E_{OOBi} 。③计算 E_{OOB} 和 E_{OOBi} 差值,除以随机森林模型中树的个数得到平均值。④使用归一化,获得目标变量 N_i 重要程度 M_i (MSE),计算公式为

$$M_i(\text{MSE}) = \frac{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (E_{OOB} - E_{OOBi})}{\sigma_j} \quad (1 \leq i \leq H) \quad (1)$$

式中 σ_j ——标准差

1.3.2 WHO - RF 模型构建

WHO 主要通过模拟野马种群生活行为来进行寻优^[23]。基于上述原理,以《地表水环境质量标准》(GB 3838—2002)和《地下水质量标准》(GB/T 14848—2017)中的重点水质评价指标为样本属性,以标准中 5 类评价等级为基础,细化为 12 类评价等级并将其作为样本标签,从而形成样本数据集;在模型参数上,以随机森林分裂属性个数 (mTry) 和决策树数量 (nTree) 为野马优化算法的优化对象。流程见图 2,步骤如下:

(1) 制作仿真模型所需训练样本和测试样本。

(2) 参数初始化,野马优化算法主要参数分别设置为: N (野马种群数量) 为 150;Maxiter (最大迭代次数) 为 1 000;PC (Population control, 种群控制因子) 值为 0.1;PS (position step, 位置更新步长) 值为 0.2;Dim (问题维度) 为 2,搜索范围([上限;下限])

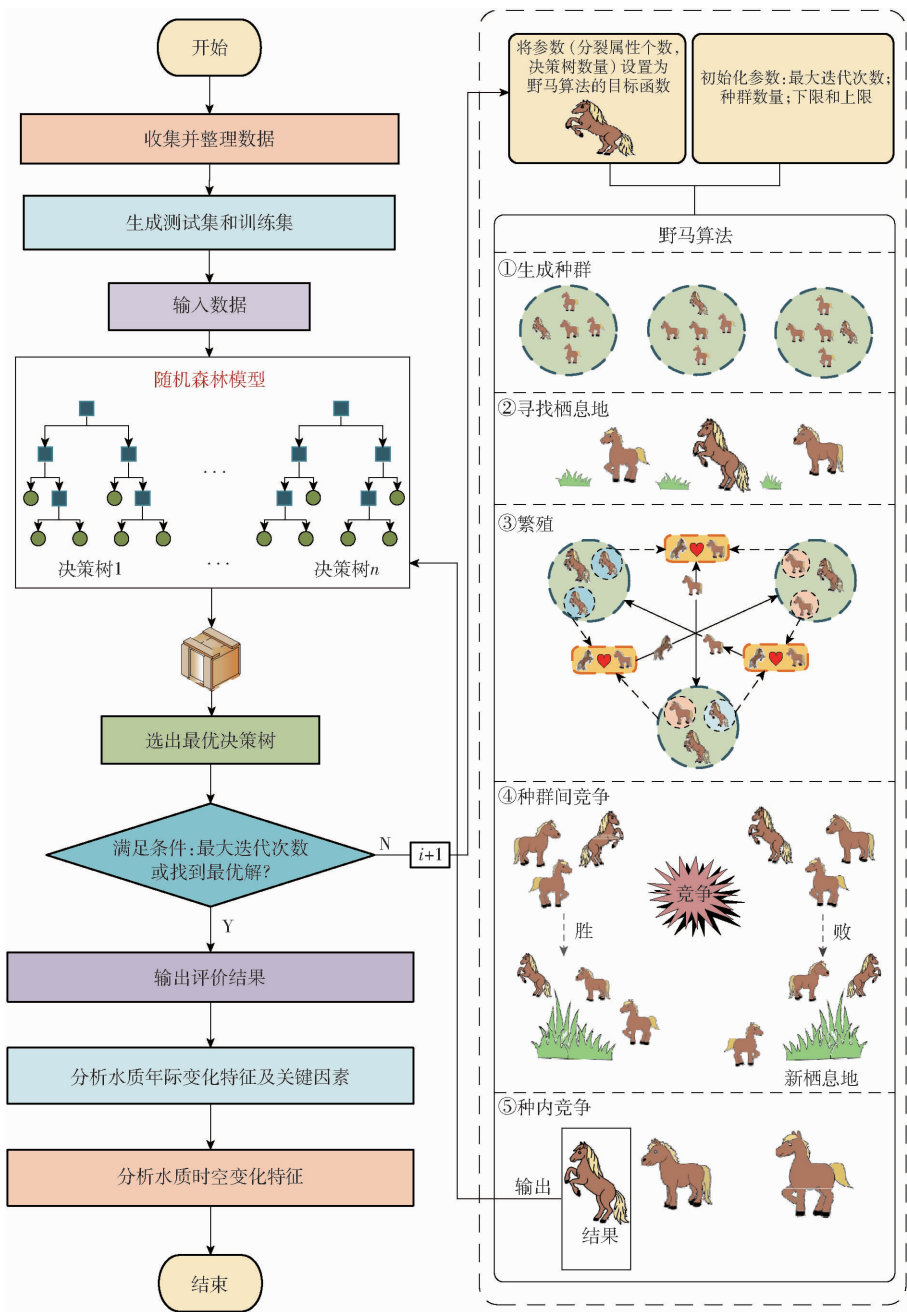


图 2 基于 WHO 的农业水质综合评价模型流程图

Fig.2 Process flowchart of WHO-based comprehensive evaluation model for agricultural water quality

为[1,500;1,100],并开始搜索当前最优解。

(3)将目前代表决策树关键参数,并把达到当前最优解的野马个体代入随机森林模型。

(4)将模型放入箱中,训练出最佳决策树。

(5)判断是否寻找到全局最优解或达到Maxiter,若“是”则进入下一步,若“否”则更新野马行为,迭代次数加1,返回步骤(3)。

(6)输出最优个体,即WHO-RF最优参数分裂属性个数和决策树数量。

1.4 模型性能检验

1.4.1 精度分析

决定系数为测试值与真实值的拟合度,趋近

于1则模型拟合度高;平均绝对百分比误差为绝对误差平均值的百分数,反应测试值误差实际情况,值越小则模型精度越高;均方根误差为测试值与真实值偏差与检验次数 n 比值的平方根,值越小则模型精度越高;均方误差为测试值与真实值之差平方的期望值,用来评价数据变化程度,值越小则模型精度越高。

1.4.2 效率分析

T 为模型平均运行时间,运行时间越短,模型效率越高。

1.4.3 稳定性分析

序号总和理论是一种评估模型合理性及稳定性

的良好手段,通过对不同模型评价结果排序,计算各模型序号之和,再将总和进行排序,即获得相对合理排列顺序,该理论认为模型或方法的排列顺序与相对合理排列顺序之间存在一定相关性,故根据这种相关性筛选不同模型评价结果的稳定性。本文利用序号总和理论,重复测算 4 种模型求解结果 Spearman 等级相关系数、平均值与标准差,筛选出平均值最大、标准差最小的模型,则说明该模型每次排序更接近相对合理排序,且偏差较小,具有最优合理性和稳定性,计算公式^[24-25]为

$$L = \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

(2)

$$S = 1 - \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - L)^2}{n}}$$

(3)

式中 n ——评价对象个数
 X_i ——不同模型求解结果与相对合理排序的 Spearman 等级相关系数
 L ——合理型系数
 S ——稳定型系数

2 结果与分析

2.1 评价标准及分类模拟区间构建

以《地表水环境质量标准》(GB 3838—2002)和《地下水质量标准》(GB/T 14848—2017)作为评价标准。根据《地表水环境质量标准》(GB 3838—2002),可以将水质标准分为 5 类,然而,在实际应用中由于区分度不够明确,如Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ类水质在生活

饮用水、工业用水和农业用水等往往起到过渡标准的作用,如果更加清晰地划分水质标准,水质结果将能更准确地反映水质情况^[10]。这种精细划分有助于避免资源投入浪费,同时也能更好地对水环境保护、水资源利用以及相关问题决策起到指导作用,故利用等比法将Ⅱ、Ⅲ和Ⅳ类水质细分为Ⅱ-1、Ⅱ-2、Ⅱ-3、Ⅱ-4、Ⅲ-1、Ⅲ-2、Ⅲ-3、Ⅲ-4、Ⅳ-1、Ⅳ-2、Ⅳ-3、Ⅳ-4 共 12 类^[26]。同理,将《地下水质量标准》(GB/T 14848—2017)中Ⅱ、Ⅲ、Ⅳ类样品水质细分为 12 类。地表水分类标准浓度 ρ_1 见表 1,地下水分类标准浓度 ρ_2 见表 2,Ⅰ类为水质最好,Ⅴ类为水质最差。

表 1 地表水质量分类标准质量浓度

Tab.1 Classification standards for surface water quality

编号	mg/L				
	COD _{Mn}	NH ₃ -N	TP	TN	F ⁻
Ⅰ	≤2.00	≤0.150	≤0.020	≤0.200	≤1.000
Ⅱ-1	≤2.50	≤0.240	≤0.040	≤0.275	≤1.000
Ⅱ-2	≤3.00	≤0.330	≤0.060	≤0.360	≤1.000
Ⅱ-3	≤3.50	≤0.440	≤0.080	≤0.460	≤1.000
Ⅱ-4	≤4.00	≤0.500	≤0.100	≤0.500	≤1.000
Ⅲ-1	≤4.50	≤0.625	≤0.125	≤0.625	≤1.000
Ⅲ-2	≤5.00	≤0.750	≤0.150	≤0.750	≤1.000
Ⅲ-3	≤5.50	≤0.875	≤0.175	≤0.875	≤1.000
Ⅲ-4	≤6.00	≤1.000	≤0.200	≤1.000	≤1.000
Ⅳ-1	≤7.00	≤1.125	≤0.225	≤1.125	≤1.125
Ⅳ-2	≤8.00	≤1.250	≤0.250	≤1.250	≤1.250
Ⅳ-3	≤9.00	≤1.375	≤0.275	≤1.375	≤1.375
Ⅳ-4	≤10.00	≤1.500	≤0.300	≤1.500	≤1.500
Ⅴ	≤15.00	≤2.000	≤0.400	≤2.000	≤1.500

表 2 地下水质量分类标准质量浓度

Tab.2 Classification standards for groundwater quality

编号	mg/L							
	COD _{Mn}	NH ₃ -N	F ⁻	NO ₃ -N	Cl ⁻	SO ₄ ²⁻	Fe	Mn
Ⅰ	≤1.00	≤0.02	≤1.00	≤2.00	≤50	≤50	≤0.100	≤0.05
Ⅱ-1	≤1.25	≤0.04	≤1.00	≤2.75	≤75	≤75	≤0.125	≤0.05
Ⅱ-2	≤1.50	≤0.06	≤1.00	≤3.50	≤100	≤100	≤0.150	≤0.05
Ⅱ-3	≤1.75	≤0.08	≤1.00	≤4.25	≤125	≤125	≤0.175	≤0.05
Ⅱ-4	≤2.00	≤0.10	≤1.00	≤5.00	≤150	≤150	≤0.200	≤0.05
Ⅲ-1	≤2.25	≤0.20	≤1.00	≤8.75	≤175	≤175	≤0.225	≤0.10
Ⅲ-2	≤2.50	≤0.30	≤1.00	≤12.50	≤200	≤200	≤0.250	≤0.10
Ⅲ-3	≤2.75	≤0.40	≤1.00	≤16.25	≤225	≤225	≤0.275	≤0.10
Ⅲ-4	≤3.00	≤0.50	≤1.00	≤20.00	≤250	≤250	≤0.300	≤0.10
Ⅳ-1	≤4.75	≤0.75	≤1.25	≤22.50	≤275	≤275	≤0.725	≤0.45
Ⅳ-2	≤6.50	≤1.00	≤1.50	≤25.00	≤300	≤300	≤1.150	≤0.80
Ⅳ-3	≤8.25	≤1.25	≤1.75	≤27.50	≤325	≤325	≤1.575	≤1.15
Ⅳ-4	≤10.00	≤1.50	≤2.00	≤30.00	≤350	≤350	≤2.000	≤1.50
Ⅴ	≤15.00	≤2.00	≤2.50	≤35.00	≤500	≤500	≤10.00	≤15.00

将表 1、2 中各指标关键特征节点代入 WHO - RF 模型,经仿真模拟后分别生成 14 个地表水及地下水质量分类模拟区间,见表 3。

表 3 地表水与地下水质量分类模拟指数区间

Tab.3 Simulated intervals for quality classification of surface water and groundwater		
编号	地表水质量模拟区间	地下水质量模拟区间
I	[0,1.81)	[0,1.93)
II-1	[1.81,2.65)	[1.93,2.65)
II-2	[2.65,3.11)	[2.65,3.73)
II-3	[3.11,4.70)	[3.73,4.54)
II-4	[4.70,5.47)	[4.54,5.49)
III-1	[5.47,6.41)	[5.49,6.41)
III-2	[6.41,7.70)	[6.41,7.69)
III-3	[7.70,8.45)	[7.69,8.72)
III-4	[8.45,9.34)	[8.72,9.32)
IV-1	[9.34,10.67)	[9.32,10.41)
IV-2	[10.67,11.17)	[10.41,11.77)
IV-3	[11.17,12.29)	[11.77,12.48)
IV-4	[12.29,13.02)	[12.48,13.37)
V	≥13.02	≥13.37

2.2 建三江分公司农业水质时空变异特征分析

2.2.1 建三江分公司农业水质年际变化分析

以建三江分公司整体作为研究对象,将 2018—2022 年地表水及地下水水质各指标数据代入 WHO - RF 模型,分别得到建三江分公司地表水及地下水质量模拟指数和水质分类,见图 3。

由图 3 可知,2018—2022 年间建三江分公司地表水及地下水质量均比较稳定,地表水质分类稳定在 II-3、II-4 类,呈现“M”形波动增长趋势;地下

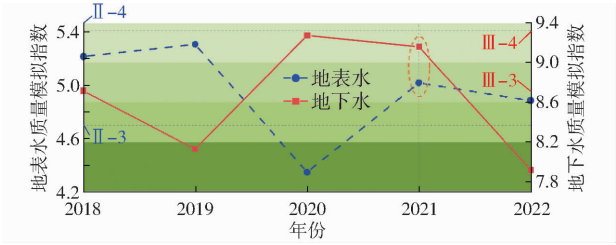


图 3 建三江分公司地表水及地下水水质年际变化曲线 (2018—2022 年)

Fig.3 Inter-annual changes in water quality of surface water and groundwater in Jiansanjiang Branch (2018—2022)

水质分类稳定在 III-3、III-4 类,呈现倒“N”形波动增长趋势,地表水及地下水水质均符合农业用水要求,地表水水质优于地下水。

2018—2020 年,地表水质量模拟指数先上升后下降,于 2020 年达到最低值,说明 2020 年研究区地表水水质最好;地下水质量模拟指数先下降后上升,于 2020 年达到最高值,说明 2020 年研究区地下水水质最差。2020 年地表水与地下水水质差异达到 5 年内最大,2021—2022 年地表水及地下水质量模拟指数均呈现下降趋势,区域农业水质呈显著改善趋势。

2.2.2 建三江分公司农业水质空间变化分析

以建三江分公司下辖 15 个农场为研究对象,将 2018—2022 年水质评价相关指标数据代入 WHO - RF 模型,得到各农场地表水及地下水质量模拟指数和分类,结合 GIS 技术绘制各农场农业地表水及地下水质量空间分布图,见图 4、5。

由图 4 可知,2018 年建三江分公司地表水水质分类集中在 II 类,呈现中部水质分类低的空间分布格局,水质状况好;2019 年各农场地表水质量分类

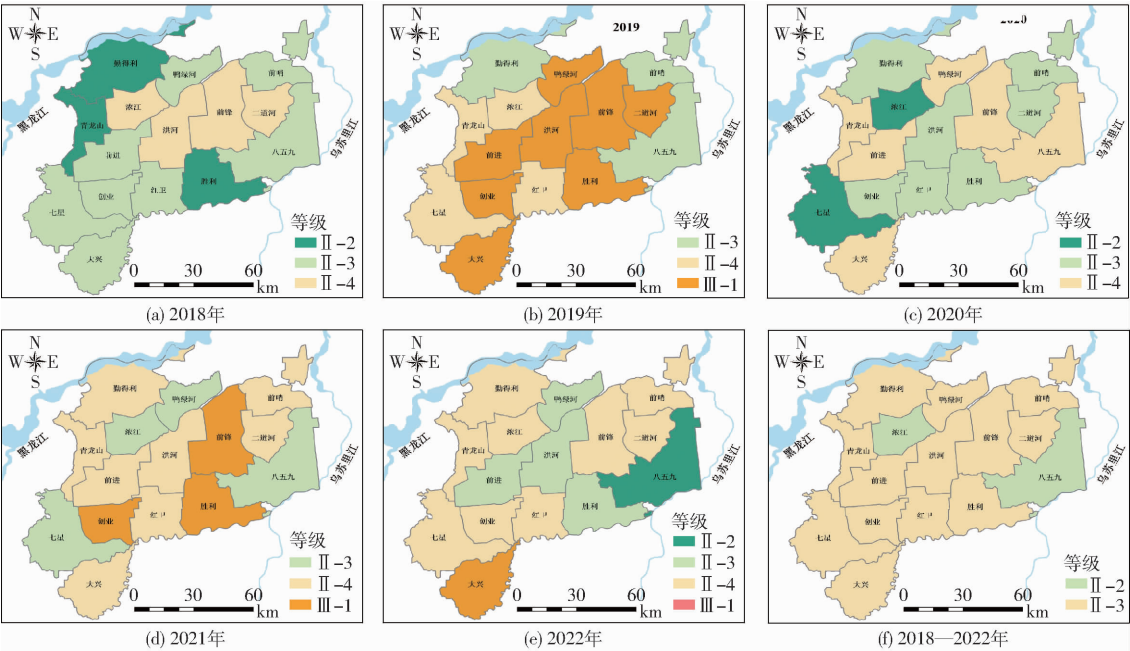


图 4 建三江分公司地表水质量空间分布 (2018—2022 年)

Fig.4 Spatial distribution of surface water quality in Jiansanjiang Branch (2018—2022)

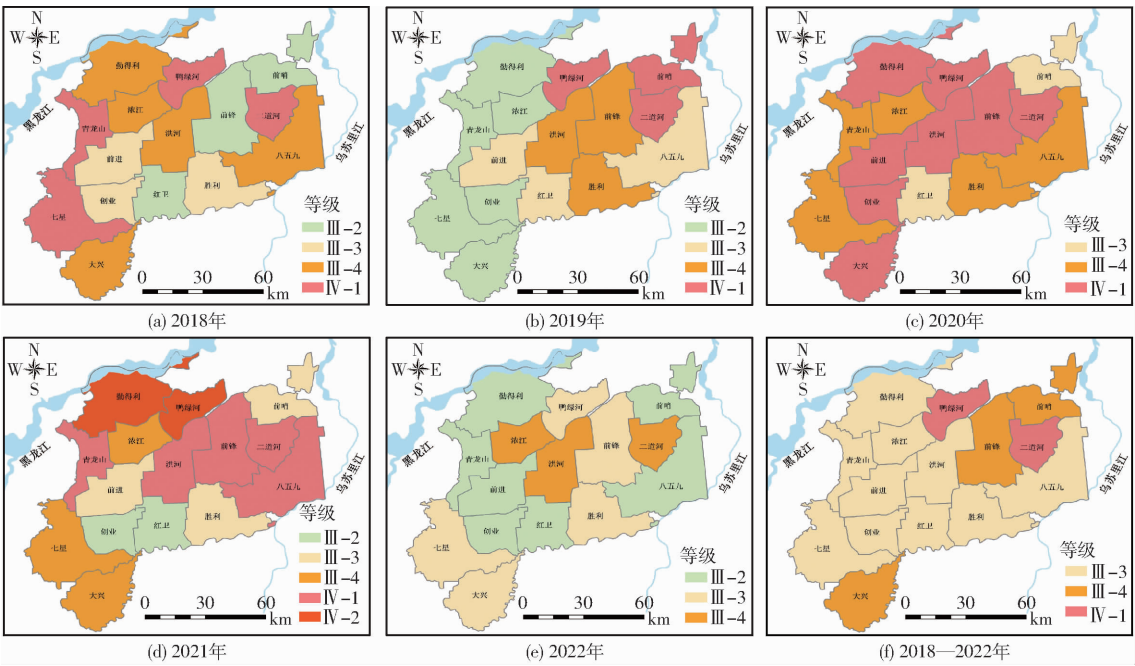


图 5 建三江分公司地下水质量空间分布(2018—2022 年)

Fig. 5 Spatial distribution of groundwater quality in Jiansanjiang Branch(2018—2022)

均下降,水质分类集中在Ⅱ、Ⅲ类,Ⅱ类的农场集中在分公司西北、西南和东北方向,Ⅲ类的农场集中在分公司中部位置;2020 年各农场地表水水质分类均上升,水质分类集中在Ⅱ类,水质状况显著变好;2021 年各农场地表水水质分类均下降,水质分类集中在Ⅱ、Ⅲ类,Ⅲ类的创业、前锋、胜利农场主要分布在分公司中部位置,其余农场水质分类集中在Ⅱ类,水质状况变差;2022 年除分公司东南方向的大兴农场下降至Ⅲ-1 类外,其余农场地表水水质分类均上升,水质分类集中在Ⅱ类,水质状况有所改善。2018—2022 年间,建三江分公司地表水质量总体良好,符合农业用水需求,研究发现与中部位置农场相比,靠近河流的农场地表水水质变化更大,且水质状况更好。

由图 5 可知,2018 年建三江分公司地下水质量分类集中在Ⅲ、Ⅳ类,Ⅲ类的农场集中在分公司中部位置,Ⅳ类的农场集中在分公司西北、西南和东北方向,呈现中部水质分类高的分布格局;2019 年建三江分公司地下水质量分类集中在Ⅲ、Ⅳ类,Ⅳ类的鸭绿河、前哨和二道河农场集中在分公司东北方向,其余农场处于Ⅲ类,其中,分公司西北和西南方向的农场水质分类提升至Ⅲ-2 类,水质状况好;2020 年建三江分公司地下水质量分类集中在Ⅲ、Ⅳ类,Ⅳ类的农场集中在分公司中部及西北、西南和东北方向,位于分公司东北方向的前哨农场水质分类上升,鸭绿河、二道河农场水质分类不变,南部的红卫农场水质分类不变,其余农场水质分类均下降,水质状况变差;2021 年建三江分公司地下水质量分类集中在

Ⅲ、Ⅳ类,Ⅳ类的农场集中在分公司中部、西北及东北方向,其中,虽然西北方向的勤得利农场和东北方向的鸭绿河农场水质分类下降至Ⅳ-2 类,但西南方向的前进、创业、红卫和大兴农场水质分类均上升,水质状况有所改善;2022 年建三江分公司地下水质量分类集中在Ⅲ类,除分公司西北、西南方向的浓江、创业和红卫农场水质分类不变,其余农场水质分类均上升,水质状况显著变好。2018—2022 年间,建三江分公司地下水质量总体良好,符合农业用水需求,研究发现与中部位置农场相比,靠近河流的农场地下水质量变化更为显著。

2.3 建三江分公司农业水质关键指标及成因分析

利用 WHO-RF 模型计算地表水及地下水质量指标 OOB 指数并分析其权重,识别影响农业水质的关键指标,结果见图 6。

由图 6 可知,地表水中 TP(SW-TP)、NH₃-N(SW-NH₃-N)含量以及地下水中 Cl⁻(GW-Cl⁻)、COD_{Mn}(GW-COD_{Mn})、NH₃-N(GW-NH₃-N)含量的 OOB 指数权重远高于其他指标,确定以上 5 个指标为影响区域农业水质的关键指标。为进一步探究影响农业水质的深层因素,结合以上指标选取公顷化肥施用量、公顷氮肥施用量、公顷磷肥施用量、公顷农药施用量作为潜在影响因素。分别计算 4 种潜在影响因素与关键指标及各农场地表水、地下水质量模拟指数的相关系数,结果见表 4。

由表 4 可知,4 种影响因素与地表及地下水质量模拟结果和关键指标均显著相关,说明其对农业水质模拟结果和各指标均有影响。公顷化肥施用量

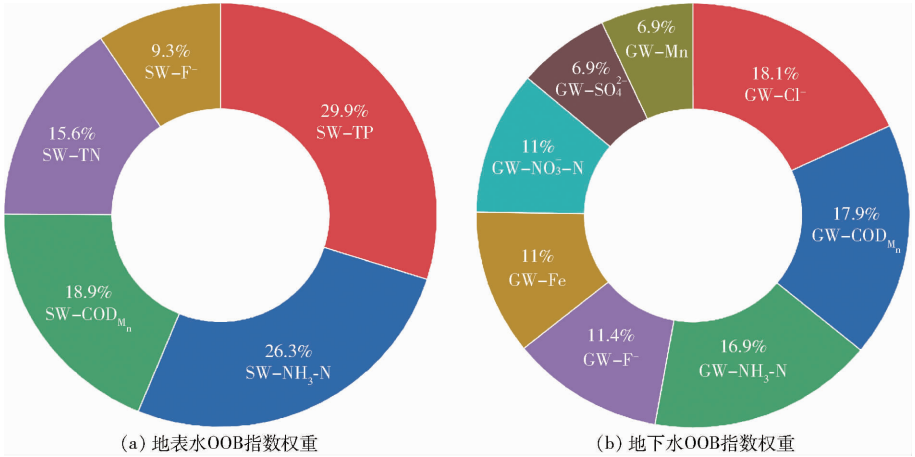


图 6 不同指标 OOB 指数权重

Fig. 6 Weight of OOB index for different indicators

表 4 各影响因素与水质模拟指数、水质指标之间的相关性系数

影响因素	地表水质量	地下水质量	SW - TP	SW - NH ₃ -N	GW - Cl ⁻	GW - COD _{Mn}	GW - NH ₃ -N
	模拟指数	模拟指数	质量分数	质量分数	质量分数	质量分数	质量分数
公顷化肥施用量	0. 582 005 *	0. 363 747 *	0. 480 038 *	0. 394 571	0. 116 266	0. 307 491	0. 364 162
公顷氮肥施用量	0. 694 673 **	0. 534 399 **	0. 304 002	0. 752 066 **	0. 308 692 *	0. 516 051 *	0. 493 841 *
公顷磷肥施用量	0. 523 633 *	0. 311 925	0. 527 209 **	0. 264 796	0. 302 954	0. 290 719	0. 289 227
公顷农药施用量	0. 564 645 *	0. 307 786	0. 260 217	0. 302 518	0. 643 176 **	0. 306 085	0. 190 133

注：* 表示显著相关(0. 01 < P < 0. 05)；** 表示极显著相关(P ≤ 0. 01)。

与 SW - TP 质量分数显著相关($p < 0. 05$),说明化肥施用量对地表水中总磷含量有较大影响;公顷氮肥施用量与 SW - NH₃-N 质量分数显著相关($p < 0. 01$),与 GW - Cl⁻ 质量分数、GW - COD_{Mn} 质量分数、GW - COD_{Mn} 质量分数、GW - NH₃-N 质量分数显著相关($p < 0. 05$),说明氮肥施用量对地表及地下水中氨氮含量和有机物含量,地下水中氯化物含量有较大影响;公顷磷肥施用量与 SW - TP 质量分数显著相关($p < 0. 01$),说明磷肥施用量对地表水中总磷含量有较大影响;公顷农药施用量与 GW - Cl⁻ 质量分数显著相关($p < 0. 01$),说明农药施用量对地下水中氯化物含量有较大影响。

3 讨论

3.1 WHO - RF 模型性能讨论

利用 WHO - RF、RFm、RFn、DA - RF 模型分别评价建三江分公司农业地表水及地下水质量(2018—2022 年)。其中 RFm 模型为分裂属性个数取 500、决策树数量取 1 的随机森林模型,RFn 模型为分裂属性个数取 500、决策树数量取 10 的随机森林模型,WHO 和蜻蜓算法关键参数设置见表 5^[27]。

将地表水及地下水质量评价模型分别运行 50 次,取 50 次结果平均值。为更直观的对比各模型性能,分别绘制地表水及地下水质量评价模型性能对

表 5 WHO 和 DA 算法关键参数

Tab. 5 Key parameter settings for WHO and DA algorithms		
参数	WHO	DA
数量	150	30
最大迭代次数	1 000	200
维度	2	2
搜索范围	[1,500;1,100]	[0,1 000;0,100]

比图,见图 7。

由图 7a 可知,与 RFm、RFn、DA - RF 模型相比,WHO - RF 模型 R^2 分别提升 0. 038%、0. 001%、0. 018%,平均绝对百分比误差分别降低 88. 37%、79. 28%、31. 64%,均方根误差分别降低 39. 11%、47. 43%、11. 18%,均方误差分别降低 62. 90%、72. 35%、21. 10%, T 分别提高 - 0. 57%、- 6. 85%、18. 99%。

由图 7b 可知,与 RFm、RFn、DA - RF 模型相比,WHO - RF 模型 R^2 分别提升 0. 069%、0. 01%、0. 02%,平均绝对百分比误差分别降低 90. 68%、82. 82%、25. 29%,均方根误差分别降低 30. 01%、32. 30%、22. 41%,均方误差分别降低 51. 01%、54. 71%、39. 81%, T 分别提高 - 11. 67%、- 15. 23%、8. 99%。综上所述,WHO - RF 模型在准确性上有显著优势。

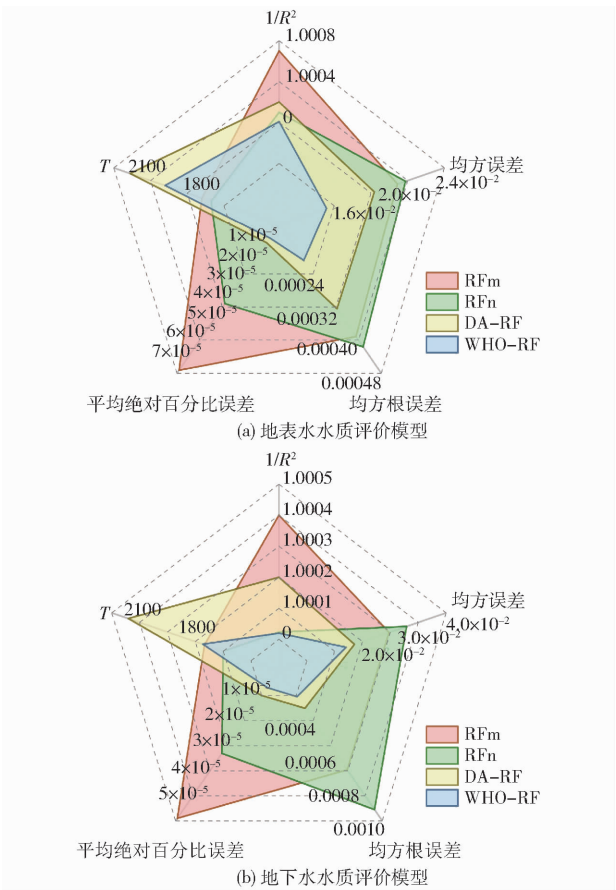


图 7 模型性能对比

Fig. 7 Performance comparison of models

3.2 WHO – RF 模型合理性及稳定性讨论

为探究上述 4 种模型水质评价的稳定性,本文应用序号总和理论,对 2018—2022 年建三江农场 15 个农场的水质指标数据进行随机抽样,抽取其中 1 年的数据分别进行地表水及地下水水质评价,并将测算结果按照从小到大顺序排列,计算其相对合理排序,结果见表 6、7。

表 6 各模型评价地表水质量结果与相对合理排序

Tab.6 Evaluation results and relatively reasonable ranking of surface water quality by various models

农场名称	RFm	RFn	DA – RF	WHO – RF	序号总和	相对合理排序
八五九	2	1	1	1	5	1
创业	12	11	11	11	45	11
大兴	14	14	14	15	57	15
二道河	13	13	12	12	50	13
洪河	8	8	7	8	31	8
红卫	5	5	5	5	20	5
浓江	1	2	2	2	7	2
七星	12	13	14	14	53	14
前锋	9	10	10	10	39	10
前进	10	9	9	9	37	9
前哨	6	6	6	6	24	6
勤得利	11	12	13	13	49	12
青龙山	3	4	3	3	13	3
胜利	4	3	4	4	15	4
鸭绿河	7	7	8	7	29	7

表 7 各模型评价地下水质量结果与相对合理排序

Tab.7 Evaluation of groundwater quality results and relatively reasonable ranking of various models

农场名称	RFm	RFn	DA – RF	WHO – RF	序号总和	相对合理排序
八五九	9	9	9	9	36	9
创业	3	3	2	2	10	3
大兴	11	12	11	12	46	11
二道河	14	14	14	15	57	15
洪河	5	4	4	4	17	4
红卫	6	6	5	6	23	6
浓江	10	10	10	10	40	10
七星	2	1	1	1	5	1
前锋	14	14	14	14	56	14
前进	1	2	3	3	9	2
前哨	12	11	12	11	46	12
勤得利	4	5	5	5	19	5
青龙山	8	8	8	8	32	8
胜利	7	7	7	7	28	7
鸭绿河	13	13	13	13	52	13

按上述方法重复计算 20 次,通过式(2)和式(3)分别计算 4 种模型的 L 和 S,结果见表 8。

表 8 各模型合理性系数 L 与稳定性系数 S

Tab.8 Rationality coefficient and stability coefficient of each model

评价方法	地表水				地下水			
	RFm	RFn	DA – RF	WHO – RF	RFm	RFn	DA – RF	WHO – RF
L	0.844	0.861	0.895	0.954	0.835	0.875	0.905	0.942
S	0.792	0.835	0.849	0.896	0.784	0.832	0.851	0.886

由表 8 可知,在地表水及地下水质量评价中,WHO – RF 模型 L 和 S 均最大,L 分别为 0.954 和 0.942,S 分别为 0.896 和 0.886。与 RFm、RFn、DA – RF 模型相比,WHO – RF 模型 L 分别提高 6.59% ~ 13.03% 和 4.09% ~ 12.81%,S 分别提高 5.54% ~ 13.13% 和 4.11% ~ 13.01%,这充分说明 WHO – RF 模型具有很强稳定性,在农业水质评价领域的评价结果十分可靠。

3.3 研究结果讨论

从时间尺度上看,北大荒农垦集团有限公司建三江分公司农业水质稳定,地表水和地下水质量均符合农业用水要求,地表水质量优于地下水,地下水质量变化滞后于地表水。研究发现区域地表水与地下水质量“M”形和倒“N”形年际波动特征,这种特征可能源于以下机制耦合作用:①水文气候驱动,如 2018—2022 年区域年均降水量呈“M”形波动特征,与地表水质量年际波动特征一致,印证了年降水量的周期性波动直接影响地表径流对污染物的稀释效

应,与 LOI 等^[28]对马来西亚 3 个主要流域研究中发现的结果相似。同时,降水量减少导致地表径流冲刷作用减弱,进一步减少了农田面源污染对地表水的输入,但土壤淋溶强度降低导致表层污染物未充分稀释反而通过毛细作用向深层渗透,加剧了浅层地下水污染。②农业活动强度时序差异,研究发现 2020 年前地表水质量先降后升,地下水质量则先升后降,2020 年两者差异达到研究期内最大。计算得到区域化肥施用量为研究期内最低,施肥量下降直接减少了氮、磷等营养元素通过地表径流进入地表水的总量,降低了地表水富营养化风险。与此同时,历史累积的可溶性污染物在土壤剖面中仍持续向下迁移,导致地下水中污染物浓度上升^[29],二者差异变大。③地下水动态变化,区域灌溉水源主要为地下水,降水量减少导致地下水补给量下降,含水层自净能力减弱。同时,地表水与地下水交换速率降低使污染物在含水层中的滞留时间延长,导致地下水质量下降。此外,灌溉需求增加可能引发地下水超采,加速了污染物在含水层中的扩散与富集。计算得到 2020 年区域泵站取水同比增长 22%,印证了 TAGHILOU^[30]研究中过度开采导致含水层自净能力下降的机理。

从空间尺度上看,研究发现与中部农场相比,建三江分公司临江农场地表水及地下水质量变化均较大,区域地表水及地下水水质空间异质性均由强变弱。这种现象可能源于以下机制耦合作用:①水文地质特征差异,临江农场毗邻挠力河水系,地表水与地下水交换速率较中部农场更快,水体的自净能力更强^[31],而且中部农场地表沉积物以黏性土为主,地下水渗透系数较低,污染物迁移速度较慢,形成天然阻隔效应^[32],这解释了临江农场地表水及地下水水质变化较大的现象。②农业活动强度梯度分布,中部农场水稻种植面积占比达 63%,显著高于临江农场的 38%。高密度水稻种植导致中部农场年均化肥施用量比临江农场高 16.7%,污染物输入强度显著高于临江农场,导致 2018—2020 年区域地表水及地下水水质空间异质性较强。③政策实施及基础设施建设,自 2020 年起,建三江分公司实施的“双控-服务”战略,实现全域化肥统一采购与精准投放,使中部农场氮肥施用量下降 17%,临江农场下降 9%。农场间水质异质性显著下降,同时,建三江分公司积极开展水库、输水管道等农田水利基础设施建设,农用灌排动力机械 5 年复合增长率达到 1.39%,2021 年三江连通工程的完工增强了水体交换能力,临江农场与中部农场的水质相关性指数从 0.32 提升至 0.673。工程运行后,中部农场地下水

流速提高有效缓解了污染物滞留,水资源高效利用及合理分配有效缩小了农场间水质差异,导致各农场水质逐渐趋于同质化。

从建三江分公司关键驱动因子及驱动机制分析结果来看,不同因素对地表水及地下水的影响效应存在差异性,这是由自然条件、人为活动、地理位置等因素综合影响所致。研究发现 $SW-TP$ 、 $SW-NH_3-N$ 、 $GW-Cl^-$ 、 $GW-COD_{Mn}$ 、 $GW-NH_3-N$ 含量 5 个指标是影响区域农业水质的关键指标,各指标与公顷氮肥施用量、公顷磷肥施用量及公顷农药施用量显著相关($p < 0.01$),其中,公顷氮肥施用量与地表水及地下水质量模拟指数均呈显著相关($p < 0.01$),说明氮肥施用量在研究区农业水质变化中起到关键作用。这与 LI 等^[33]与 BADRZADEH 等^[34]的研究结果相似,其均强调控制氮肥施用量在农业水质中的重要作用。BASU 等^[35]的研究系统性揭示了农业集约化过程中氮素累积对水质的长期影响机制,并提出必须通过多尺度干预策略解决这一遗留污染问题。据联合国粮食和农业组织统计数据,截至 2015 年,世界公顷氮肥施用量已达到 68.60 kg/hm^2 ^[36],而建三江分公司 2018—2020 年氮肥施用总量占化肥施用总量的 31.21%,公顷氮肥施用量高达 87.45 kg/hm^2 ,高于国际平均水平。这是因为建三江分公司主要种植作物为水稻和玉米,由于两种作物对氮肥需求量大^[37],为确保作物在生长初期及抽穗期有足够养分,农户往往会过度施用氮肥,导致地表水富营养化,携带污染物的地表水随降水和灌溉水渗入地下,造成地下水污染。

建三江分公司是世界三大黑土带之一,是我国重要的商品粮基地^[38],与乌克兰平原在种植作物类型和气候、地形条件等方面十分相似,通过评价该区域农业水质,可以为支持区域水质监测和治理提供理论依据,所使用算法及模型也可以为乌克兰平原农业水质评价及水污染防治政策的提出提供参考^[39]。然而,当前仍较多问题尚未解决,在水质评价领域可广泛应用模型较少;试验开展和操作的复杂性使数据变得难以获得,对农业水质评价精确性造成极大影响;现有技术设备无法快速进行污染物溯源并了解污染物途径,且存在不易被监测到的新型污染物,对后续污染治理造成较大阻碍。

4 结 论

(1)研究期内地表水及地下水质量均符合农业用水要求,2018—2020 年地表水质量先降后升,地下水则先升后降,2020 年两者差异最大,2021—

2022 年两者水质均上升,与中部农场相比,临江农场地表水及地下水水质变化均较大,同时,区域水质空间异质性由强变弱。

(2) 研究发现,SW - TP、SW - NH₃-N、GW - Cl⁻、GW - COD_{Mn}、GW - NH₃-N 含量 5 个指标是影响区域农业水质的关键指标,确定影响因素为坝均

氮肥施用量、坝均磷肥施用量及坝均农药施用量,发现坝均氮肥施用量对建三江分公司农业水质影响最为显著。

(3) 在农业水质评价方面,与 RFm、RFn、DA - RF 模型对比,WHO - RF 模型在拟合精度、寻优效率上均有显著优势。

参 考 文 献

[1] BOGARDI J J, DUDGEON D, LAWFORD R, et al. Water security for a planet under pressure: interconnected challenges of a changing world call for sustainable solutions[J]. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 2012, 4(1): 35 - 43.

[2] FRONE D F, FRONE S. The importance of water security for sustainable development in the romanian agri-food sector[J]. *Agriculture and Agricultural Science Procedia*, 2015, 6: 674 - 681.

[3] DU PLESSIS A. Water resources from a global perspective[M]//*South Africa's Water Predicament: Freshwater's Unceasing Decline*. Springer, 2023: 1 - 25.

[4] MATEO-SAGASTA J, ZADEH S M, TURRAL H, et al. Water pollution from agriculture: a global review. Executive summary [R]. Rome: FAO; Colombo; IWMI, 2017.

[5] GIRI S. Water quality prospective in twenty first century: status of water quality in major river basins, contemporary strategies and impediments: a review[J]. *Environmental Pollution*, 2021, 271: 116332.

[6] ABBASI T, ABBASI S. Water quality indices[M]. Elsevier, 2012.

[7] YANG H, JIA C, LI X, et al. Evaluation of seawater intrusion and water quality prediction in dagu river of north china based on fuzzy analytic hierarchy process exponential smoothing method [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(44): 66160 - 66176.

[8] SU K, WANG Q, LI L, et al. Water quality assessment of lugu lake based on nemerow pollution index method[J]. *Scientific Reports*, 2022, 12(1): 13613.

[9] MOHAMMED M A, KHLEEL N A, SZABÓ N P, et al. Modeling of groundwater quality index by using artificial intelligence algorithms in northern Khartoum State, Sudan[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2023, 9(2): 2501 - 2516.

[10] LIU D, ZHANG G, LI H, et al. Projection pursuit evaluation model of a regional surface water environment based on an ameliorative moth-flame optimization algorithm[J]. *Ecological Indicators*, 2019, 107: 105674.

[11] CERVANTES J, GARCIA-LAMONT F, RODRÍGUEZ-MAZAHUA L, et al. A comprehensive survey on support vector machine classification: applications, challenges and trends[J]. *Neurocomputing*, 2020, 408: 189 - 215.

[12] WU D, ZHANG Z, LIU D, et al. Calculation and analysis of agricultural carbon emission efficiency considering water-energy-food pressure: modeling and application[J]. *Science of the Total Environment*, 2024, 907: 167819.

[13] LI J, TIAN Y, ZHU Y, et al. A multicenter random forest model for effective prognosis prediction in collaborative clinical research network[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2020, 103: 101814.

[14] CHEN Y, ZHENG W, LI W, et al. Large group activity security risk assessment and risk early warning based on random forest algorithm[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2021, 144: 1 - 5.

[15] XI M, LIU H. An improved wild horse optimization algorithm based on reinforcement learning for numerical and engineering optimizations[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2025, 81(1): 188.

[16] NTONA M M, BUSICO G, MASTROCICCO M, et al. Modeling groundwater and surface water interaction: an overview of current status and future challenges[J]. *Science of the total Environment*, 2022, 846: 157355.

[17] 刘东, 杨丹, 张亮亮, 等. 基于 BOA - SVM 模型的区域洪水灾害风险评估与驱动机制[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(10): 304 - 315.

LIU Dong, YANG Dan, ZHANG Liangliang, et al. Regional flood disaster risk assessment and driving mechanism based on BOA - SVM model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(10): 304 - 315. (in Chinese)

[18] 邢贞相, 喻熠, 李凤昱, 等. 建三江主要作物需水量变化趋势与关键影响因子识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(7): 308 - 315,346.

XING Zhenxiang, YU Yi, LI Fengyu, et al. Change trend and key influencing factors identification of main crops water demand in Jiansanjiang[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(7): 308 - 315,346. (in Chinese)

[19] LIU D, WANG C, JI Y, et al. Measurement and analysis of regional flood disaster resilience based on a support vector regression model refined by the selfish herd optimizer with elite opposition-based learning [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 300: 113764.

[20] RUAN D, BIAN J, WANG Q, et al. Application of modified cloud model-level eigenvalue method in water quality evaluation

[J]. Journal of Hydrology, 2021, 603: 126980.

[21] LIU D, XU L, FU Q, et al. Identification of resilience characteristics of a regional agricultural water resources system based on index optimization and improved support vector machine[J]. Water Supply, 2019, 19(7): 1899 – 1910.

[22] DING Y, LI Y, ZHENG H, et al. A graph-factor-based random forest model for assessing and predicting carbon emission patterns-pearl river delta urban agglomeration[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 469: 143220.

[23] ZHENG R, HUSSIEN A G, JIA H M, et al. An improved wild horse optimizer for solving optimization problems[J]. Mathematics, 2022, 10(8): 1311.

[24] RU W, ZHANG L, LIU D, et al. New approach for regional water-energy-food nexus security assessment: enhancing the random forest model with the aquila optimizer algorithm[J]. Agricultural Water Management, 2024, 301: 108946.

[25] ZHANG L, LI T, LIU D, et al. Spatial variability and possible cause analysis of regional precipitation complexity based on optimized sample entropy[J]. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 2020, 146(732): 3384 – 3398.

[26] LIU D, LIU C, FU Q, et al. Projection pursuit evaluation model of regional surface water environment based on improved chicken swarm optimization algorithm[J]. Water Resources Management, 2018, 32: 1325 – 1342.

[27] RAHMAN C M, RASHID T A, ALSADOON A, et al. A survey on dragonfly algorithm and its applications in engineering[J]. Evolutionary Intelligence, 2023, 16(1): 1 – 21.

[28] LOI J X, CHUA A S M, RABUNI M F, et al. Water quality assessment and pollution threat to safe water supply for three river basins in malaysia[J]. Science of the Total Environment, 2022, 832: 155067.

[29] ZENG J, TABELIN C B, GAO W, et al. Heterogeneous distributions of heavy metals in the soil-groundwater system empowers the knowledge of the pollution migration at a smelting site[J]. Chemical Engineering Journal, 2023, 454: 140307.

[30] TAGHILOU A A. A framework resilient social-ecological system (SES) for groundwater governance and public and private rights[J]. Groundwater for Sustainable Development, 2022, 18: 100788.

[31] XIAO C, CHEN J, CHEN D, et al. Mechanism of sinuosity effect on self-purification capacity of rivers[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(52): 112184 – 112193.

[32] LIU T, WANG N, HU C, et al. Moisture migration and recharge pattern of low-permeability thick cohesive soil in northern margin of the Jiangnan Plain[J]. Applied Sciences, 2023, 13(23): 12720.

[33] LI X, LIU J, LIU D, et al. Measurement and analysis of regional agricultural water and soil resource composite system harmony with an improved random forest model based on a dragonfly algorithm[J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 305: 127217.

[34] BADRZADEH N, SAMANI J M V, MAZAHERI M, et al. Evaluation of management practices on agricultural nonpoint source pollution discharges into the rivers under climate change effects[J]. Science of the Total Environment, 2022, 838: 156643.

[35] BASU N B, VAN METER K J, BYRNES D K, et al. Managing nitrogen legacies to accelerate water quality improvement[J]. Nature Geoscience, 2022, 15(2): 97 – 105.

[36] XIA Y, ZHANG M, TSANG D C, et al. Recent advances in control technologies for non-point source pollution with nitrogen and phosphorous from agricultural runoff: current practices and future prospects[J]. Applied Biological Chemistry, 2020, 63: 1 – 13.

[37] YU X, KEITEL C, ZHANG Y, et al. Global meta-analysis of nitrogen fertilizer use efficiency in rice, wheat and maize[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2022, 338: 108089.

[38] 庞博, 李天霄, 孙彦坤, 等. 考虑生态环境的灌区双水源区间两阶段模糊可信性约束模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(3): 102 – 112.

PANG Bo, LI Tianxiao, SUN Yankun, et al. A dual-water-source interval two-stage fuzzy credibility constrained model for irrigation districts considering ecological environment[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(3): 102 – 112. (in Chinese)

[39] WANG C, WANG K, LIU D, et al. Development and application of a comprehensive assessment method of regional flood disaster risk based on a refined random forest model using beluga whale optimization[J]. Journal of Hydrology, 2024, 633: 130963.